

# 개선된 봉네트

이재준<sup>○</sup> 권재욱 신봉기 김진형  
한국과학기술원 전산학과

Jay J. Lee Jae-Ook Kwon Bongkee Sin Jin H. Kim  
Computer Science Department,  
Korea Advanced Institute of Science and Technology

## 요 약

봉네트는 온라인 한글 필기 글씨 모델이다. 글씨를 자소와 연결획의 결합구조로 보고, 각 자소 및 연결획 모델을 은닉 마르코프 모델을 사용하여 구성한 후, 이들을 한글의 제자 원리에 따라 네트워크 구조로 설계한 모델이다. 본 논문에서는 모델간의 분별력 부족과 입력 정보의 취약 등에 기인한 약점을 해결하기 위하여 구조적 인식 방법을 결합한 봉네트의 확장, 연속 필기 글씨의 처리를 위한 순환 구조로의 확장, 지난 일년 동안 수행되었던 실험 및 결과를 소개하고, 앞으로의 연구 방향을 논의하고자 한다.

## 1. 서론

봉네트(*BongNet*)는 은닉 마르코프 모델(*Hidden Markov Model*)을 이용한 온라인 한글 필기 모델이다[신봉기 92]. 한글의 자소와 그들간의 연결획을 모델링하여 한글의 글자 구성 원리에 따라 네트워크로 구성하였으며, 필기에서 발생하는 시간적 정보의 반영과 다양한 변형의 흡수를 위하여 모델링 도구로 은닉 마르코프 모델을 사용하였다. 실제 인식 처리를 위하여 다음의 과정을 거친다. 우선, 여러 사람이 쓴 글씨를 모아 최우 추정법(*Maximum Likelihood Estimation*)인 Baum-Welch 알고리즘으로 각 모델을 훈련하여 인식기 모델을 완성하였다. 글씨가 입력되면 잡음제거, 정규화 등의 전처리 과정과 16방향 코드의 코드화 과정을 거친 뒤, 동적 프로그래밍(*dynamic programming*) 방법인 비터비 알고리즘(*Viterbi Algorithm*)을 사용하여 최적의 인식 결과를 구한다.

봉네트는 은닉 마르코프 모델을 이용함으로써 현재의 입력이 이전의 입력과는 무관하다는 입력간의 독립 가정과, 현재의 상태는 바로 직전 상태에만 의존한다는 마르코프 가정으로 인한 모델링 상의 약점을 갖는다. 그리고, 필기 입력에 대하여 방향 코드라는 단순한 특징만을 사용하여 극지적인 정보만을 반영하므로, 전역적 정보의 간과로 인하여 부정확하거나 예상하지 못한 결과를 얻을 수 있다. 또한, 최우 추정법을 사용하여 모델링함으로써 모델간의 분별력이 부족하고, 모델 확률 분포간에 불균형 문제가 발생할 수 있다. 본 논문에서는 이러한 약점을 극복하기 위하여 다음과 같이 봉네트를 확장하였다. 각 자소 모델의 양단에서 언어학적 제약을 이용하는 예측과, 구조적 인식 방법등의 지식 기반 인식 방법을 이용하는 검증을 수행함으로써, 가능성이 희박한 경로와 예상치 못한 경로를 차단하였다. 이를 다른 관점에서 본다면 여러가지 인식이 내부적으로 결합되어 있는 인식기로 생각할 수 있다.

실제로 글씨를 쓸 경우에는 날자 단위가 아닌 연속 필기 입력을 한다. 그러나 봉네트는 한 글자를 인식 대상으로 삼았으므로, 연속 필기를 처리하기 위한 확장이 필요하다. 본 논문에서는 봉네트의 구조를 순환 구조로 확장하여 여러자의 필기를 모델링할 수 있도록 하였다. 순환 구조를 사용함으로써 글자 분리와 인식을 상호 보완적으로 동시에 수행하여 통계적으로 최적의 문자 분할점과 인식 결과를 얻으며, 인식시간 상의 추가 부담은 선형적으로 증가한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 2장에서 봉네트에 관하여 간단히 설명하고, 3장에서는 봉네트의 약점을 보완하기 위한 확장에 대하여 설명한다. 4장에서는 연속 필기 입력을 위한 봉네트의 확장을 소개하고, 5장에서는 본 방법을 평가하기 위한 실험 결과를 제시한다. 마지막으로 6장에서 결론 및 향후 연구 과제를 논의하고자 한다.

## 2. 봉네트

### 2.1 인식기 모형

MAP (*Maximum a Posteriori*) 원리에 근거하는 패턴 인식은 입력  $X$ 에 대하여 사후 확률  $P(W|X)$ 를 최대로 하는 모델  $W$ 를 찾는 문제이다[Duda 73]. 이는 결정에 수반되는 오류를 최소화 하려는 결정이론으로써, Bayes 규칙을 이용하면

$$P(W^*, X) = \max_W P(X|W)P(W)$$

와 같이 표현 가능하다.  $P(X|W)$ 는 모델  $W$ 에 대한 글씨  $X$ 의 생성 확률로, 정확한 글자 생성 모델을 알 수 없으므로 은닉 마르코프 모델을 이용한 추정치  $P_m(X|W)$ 를 사용한다.  $P(W)$ 는 글자에 대한 사전 확률(*a priori probability*)로, 역시 정확한 언어 모델을 알 수 없으므로 커다란 크기의 발음치에서 구한 통계치를 이용한다.

## 2.2 은닉 마르코프 모델

은닉 마르코프 모델[Rabi 89]은 순차적으로 발생하는 사건을 모델링하는 상태 전이 확률과, 사건의 특징을 반영하는 관찰 심볼 확률의 두가지 확률 분포로 표현되는 중확률 모델(doubly stochastic model)로서, 시간적인 제약을 받는 정보의 구조를 모델링하는데 유용한 모델이다. 현재 음성 인식 분야에서 주도적인 모델링 방법으로 이용되고 있으며, 최근 온라인 문자 인식에도 성공적으로 적용되고 있다[Ha 93]. 은닉 마르코프 모델에는 효과적인 훈련 방법인 Baum-Welch 알고리즘과, 효율적인 디코딩 방법인 비터비 알고리즘이 존재한다[Rabi 89].

## 2.3 봉네트

봉네트는 각 자소 모델과 연결획 모델을 기반으로, 이를 한글의 글자 조합 원리를 이용하여 연결함으로써 한글 필기체 모델링한 네트워크 구조이다. 한글에는 초성 19자, 중성 21자, 종성 27자 등 총 67개의 자소가 있으며, 각각의 자소에 발생하는 필기 습관, 필기 상태, 전체 자소의 결합 형태에 따른 다양한 변형을 흡수하기 위하여 각각을 은닉 마르코프 모델로 모델링하였다. 또한 한글 필기시에 발생하는 자소간의 흘림을 위한 연결획(ligature) 모델 개념을 도입하여, 연결획의 시작부분과 마침부분의 상대적인 위치에 따라 모델을 나누어 각각을 은닉 마르코프 모델로 모델링하였다.

한글을 필기할 때에는 초성, 중성, 종성의 순서로 필기한다. 추가적으로 연결획을 고려하면, 한글 한 음절은

$$(초성) + (연결획) + (중성)$$

$$(초성) + (연결획) + (중성) + (연결획) + (중성)$$

과 같은 확장된 자소열로 표현할 수 있다. 이러한 방법으로 각각의 자소 모델과 연결획 모델을 연결한 것이 봉네트이다(그림 1). 네트워크의 시작 노드에서 종료 노드로의 각 경로는 하나의 글자에 해당한다. 인식은 주어진 글씨에 대해서 그 글씨가 표현하고자 하는 글자의 경로를 찾는 작업이라고 할 수 있다. 즉 통계적으로 가장 유사한 경로를 찾는 문제로, 비터비 알고리즘을 사용하여 효율적으로 구할 수 있다.

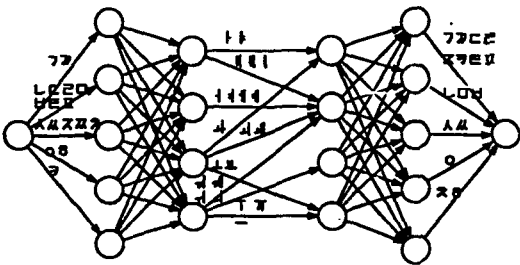


그림 1: 봉네트 - 한글 인식 네트워크

봉네트의 특징은 아래와 같이 정리할 수 있다[신봉기 93].

- HMM으로 다양한 필기체 모델링 하였다.
- 연결획 모델의 도입으로 자소간에 흘림은 글씨도 수용하였다.
- 통계 모델로써, 인식에 관련된 여러가지 정보의 결합이 용이하다.

- 네트워크상의 각 경로는 한 글자에 대응되고, 입력 코드열에 비선형 배열된다.
- 네트워크 디코딩을 통하여 인식과 자소분할이 동시에 일어난다.
- 일관된 표현 구조, 일관된 계산 구조를 갖고 있다.

## 3. 확장된 봉네트 I

최우 추정법을 이용하여 학습한 은닉 마르코프 모델은 주어진 학습 데이터에 대한 모델의 확률을 최대화하도록 모델링된다. 따라서 정확한 모델을 구성하고, 그 모델에 가장 적합한 입력 특징을 선택한 후, 많은 양의 데이터로 학습한다면 최적의 모델이 될 수 있다. 그러나 실제로는 이러한 선행 조건을 만족시키는 것이 불가능하며, 이에 따라 여러가지 문제점이 발생할 수 있다. 봉네트의 경우에는 다음과 같은 문제점이 발견되었다.

우선, 입력 특징의 정보가 취약하다는 것이다. 봉네트의 경우에는 전체크기로 정규화한 단위 길이 펜 궤적의 방향 성분만을 입력 특징으로 사용하였다. 또한 1차 마르코프 가정과 입력간의 독립가정에 의하여 국지적인 특징만을 반영하게 되었다. 이에 따라 필기의 전역적인 특징과 위치 정보등의 중요한 정보를 반영하지 못하였다. '유'와 '위'를 혼동하는 경우(그림 2-(a))는 이러한 문제점을 보여주는 대표적인 예라 할 수 있다.

다음으로는 자소 모델과 연결획 모델을 결합한 봉네트 구조에 기인하는 약점이다. 인식 과정에서 봉네트의 전체 경로 확률 값을 최대로 하는 경로를 선택하므로, 어느 한 자소 모델의 확률이 지나치게 낮더라도 전체 경로의 확률이 높다면 이 경로를 선택하게 된다. 그런데 봉네트의 학습 방법으로 사용한 최우 추정법은 각 모델을 독립적으로 최대화하므로 모델간 확률 분포가 불균형할 수 있다. 이 경우 높은 확률 분포를 갖는 모델에서 입력의 많은 부분을 소모하는 경향이 나타나 엉뚱한 결과를 초래하는 경우가 발생하게 된다. 예를 들어 '리'를 '퇴'로 오인식하는 결과가 발생하였다(그림 2-(b)). 즉, 모음의 변형이 자음에 비하여 작으므로 높은 확률 분포로 훈련되었고, 따라서 모음 부분에서 입력의 많은 부분을 처리하면 전체 확률이 높아지기 때문에 자음의 일부까지 모음 모델에서 처리한 것이다. 실제로 평활화(smoothing) 과정을 거친 모델의 인식 성능이 평활화를 거치지 않은 것보다 좋은 것은 이러한 확률의 불균형 문제를 줄이기 때문이다.

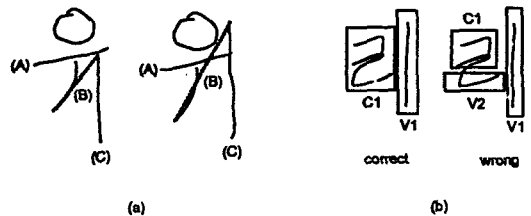


그림 2: 봉네트의 약점

이러한 문제는 여러 개의 코드북을 사용하여 입력 특징의 취약성을 개선하거나, 입력의 변형이 심한 모델을 여러 개의 모델로 나누어 모델링하는 방법을 사용하여 모델간 확률 분포의 불균형을 완화시킴으로써 해결할 수도 있다. 그러나 이러한 개

선 방법은 많은 시간과 노력을 필요로 함에도 불구하고, 인식 성능 향상이 보장되지 않는다. 예를 들어 입력 특징에 문자 내의 상대적인 위치 정보를 추가하면, 공간적 정보의 부재로 인하여 발생하던 오인식을 감소시킬 수는 있지만, 올바르게 인식 하던 다른 문자의 오인식을 유발할 수 있다. 또한 한 자소 모델을 여러 개의 모델로 분리하는 경우, 그와 유사한 다른 문자가 분리한 모델 중 하나로 오인식되는 경우가 많이 발생하여, 오히려 인식률을 저하시키는 경우가 있다.

따라서 본 논문에서는 은닉 마르코프 모델을 확장하여 이러한 약점을 보완할 수 있는 다른 방법을 결합시켜, 추가적인 복잡도를 요구하지 않으면서도 효율적인 인식을 수행하는 방법을 제안한다. 즉, 문법적 지식을 이용한 예측 방법, 픽 정합 방법을 이용한 자소 인식기, 지식 기반 인식기등을 은닉 마르코프 모델과 결합하여 해당 자소의 인식 결과의 검증에 이용함으로써, 명백한 오인식을 제거하고 탐색의 효율을 높이고자 한다.

그림 3은 이러한 방법론에 의하여 봉네트의 두 노드 사이의 경로 구조를 확장한 그림이다. 각 자소와 연결된 은닉 마르코프 모델에 대하여 앞부분(그림 3에서 OF에 해당)에서는 인식 대상이 되는 한글 문자 사전을 이용하여, 이 문자 집합에 포함되지 않은 문자를 구성하는 자소 모델로의 경로를 차단한다. 또한 뒷부분(그림 3에서 IF에 해당)에서는 픽 정합 방법 및 지식 기반 방법을 이용하여 각 모델의 인식 결과를 검증한다. 이를 봉네트 전체 구조에 적용하여 확장된 봉네트의 구조는 그림 4와 같다.

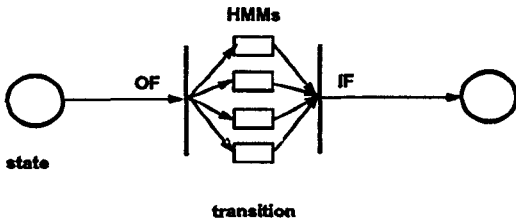


그림 3: 확장된 봉네트에서 노드간의 경로

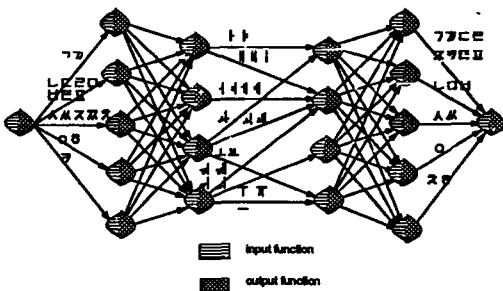


그림 4: 확장된 봉네트

이러한 확장을 통하여 인식에 이용 가능한 사람의 직관을 실제 인식 과정에 반영할 수 있고, 모델링 상의 약점을 정확하게 보완할 수 있으며, 불필요한 탐색공간을 미리 제거함으로써 인식 시간을 단축하는 효과를 얻는다. 실제로 본 논문에서 봉네트의 확장에 사용한 방법론과 그 실제 적용은 다음과 같다.

### 3.1 언어 정보를 이용한 예측

온라인 문자 인식기는 응용 분야에 따라 사용 가능한 문자의 집합이 미리 한정되어 있다. 예를 들어 대학교 이름을 인식하는 부분에 사용되는 문자는 몇 백자 이내로 제한된다. 그러므로 이러한 정보를 이용하여 가능한 문자를 표현하는 경로만을 탐색하게 함으로써 인식의 정확성과 속도를 높일 수 있다. 즉, 가능한 문자의 집합으로부터 초성, 중성, 종성 각각의 이진 uni-gram과 초성-중성 간의 이진 bi-gram 및 초성-중성-중성 간의 이진 tri-gram을 구하고, 이를 각 자소 모델의 탐색(인식) 이전에 참조하여 사용되지 않는 문자의 경로를 미리 제거하였다. 본 논문의 실험에서는 한글 완성형 2350자를 인식 대상으로 하여 완성형 문자가 아닌 경로는 차단하였다.

### 3.2 픽 정합 기법

정확히 분리된 한글 자소에 대하여 픽 정합 방법을 사용하면, 빠른 시간 안에 정확도 99% 이상으로 대분류 할 수 있다고 알려져 있다. 그런데 봉네트의 경우 인식 과정 도중에 각 자소 모델에서의 나오는 결과는 그 시점에서 해당 자소로 인식한 입력 상의 최적 부분을 알려준다. 따라서 본 논문에서는 인식 과정에서 매 시점 마다의 각 자소 모델의 결과를 픽 정합 방법으로 검증하여, 오인식이거나 형편없는 정합으로 판명되는 경로를 제거하였다. 물론 이 경우 픽 정합 단계에서의 오류로 인하여 올바른 경로가 제거될 수도 있다. 그러나 본 논문에서는 대분류 시에 사용하는 정도의 기본적인 픽 정합만을 수행하므로 위와같은 오류가 발생할 가능성은 대분류 실패율(1%) 이하로 볼 수 있다.

우선 각 자소와 연결된 것에 대하여 학습에 사용한 데이터들을 분석하여 픽의 방향, 특징점의 위치등을 기반으로 하는 픽 정합 자소인식기를 구성하였다. 이를 봉네트의 각 자소 모델 뒤에 부착하여, 매 인식시간마다 해당 모델에서 출력하는 결과의 검증에 이용한다. 이때 픽 정합 기법을 자소의 검증에만 사용하므로, 그 자소로 인식하기 위하여 최소한으로 필요한 픽만을 모델링하였다.

### 3.3 지식 기반 방법

최우 추정법에 의한 학습과 국지적 정보만을 이용하는 인식 과정에 기인하여, 봉네트에는 정확하게 구분하기 어려운 자소들이 있다. 따라서 본 논문에서는 구분이 어려운 자소 부류에 대하여 이들을 쉽게 구분해주는 특징을 이용하는 쌍구분(pairwise discrimination) 과정을 추가하여 해당 자소 모델 뒤에서의 검증에 이용하였다.

또한 한글은 모음의 행태와 받침의 유무에 따라 자소 간의 위치 관계를 6가지 형태로 나눌 수 있는데, 이러한 정보를 이용하여 자소 간의 위치가 어긋나는 중간 결과를 제거하는 공간 정보 이용과정을 추가하여, 역시 검증에 이용하였다.

## 4. 확장된 봉네트 II

일반적인 필기시에는 음절 단위가 아니라 여러 글자로 구성된 어절단위로 입력한다. 그러므로 이러한 연속 필기 입력을 처리할 수 있는 인식기로의 확장이 필요하다. 그런데 연속 필기에서 해결해야 하는 어려운 문제로 문자 분할 문제가 있다. 분할 문제(segmentation problem)란 연속된 입력을 필기 단

위 (한글의 경우 자소/음절/어절 등, 영어의 경우 알파벳/단어 등)로 분할하는 문제를 말한다. 분할 방법에는 크게 외부 분할 (external segmentation, 또는 segmentation based recognition) 방법과 내부 분할 (internal segmentation, 또는 whole word recognition) 방법이 있다 [Tapp 90]. 외부 분할 방법은 인식 과정에 들어가기 이전에 입력을 분할하는 방법으로, 분할된 단위를 인식기의 처리 단위로 사용한다. 반면에 내부 분할 방법은 인식과 더불어 분할을 행하는 방법으로, 필기 입력 전체가 인식기의 처리 단위가 된다.

외부 분할 방법으로는 필기자로부터 신호를 입력 받거나, 입력 영역을 구분하는 방법, 입력의 x 좌표를 이용하는 방법, 획 입력의 종료 시간으로부터 다음 획의 입력 시작 시간까지의 차이를 이용하는 방법 등이 있다 [Broc 88] [Tapp 90]. 내부 분할 방법으로는 전체 필기 입력에 대하여 분할 후보점을 추출한 후 각각을 인식기의 입력 단위로 하여 인식 과정 중에 분할점을 결정하는 방법 [Higg 91], 전체 필기 입력을 작은 단위로 분할하여 인식기에 입력한 후 인식 과정을 통하여 분할점을 결정하는 방법 [Ha 93] 등이 있다. 그런데, 외부 분할 방법은 완벽한 해결책이 없으며 오류가 발생하기 쉽다. 또한 분할시에 오류가 있는 경우 인식에도 영향을 끼쳐 오인식을 유발하게 된다. 그러므로, 분할과 인식을 동시에 처리하는 내부 분할 방법이 바람직하다.

본 논문에서는 붓네트의 구조를 확장하여 내부 분할 방법을 적용하였다. 그림 5과 같이 붓네트의 앞과 뒤를 연결하는 순환 구조의 네트워크를 구성하여, 이 경로상에 음절 사이의 펜의 이동을 모델링하는 연결획 모델을 배치하였다. 따라서 여러자의 필기 입력에 대하여 붓네트의 순환 경로로 정합하게 된다. 순환 구조의 붓네트에서의 인식 문제는 입력에 대한 글자의 최적 순환 경로를 찾는 문제이고, 비터비 알고리즘을 확장 적용하여 결과를 구할 수 있다 [이재준 93]. 또한 부가적으로 각 글자 단위로 통계적으로 최적인 분할 점을 얻게 된다.

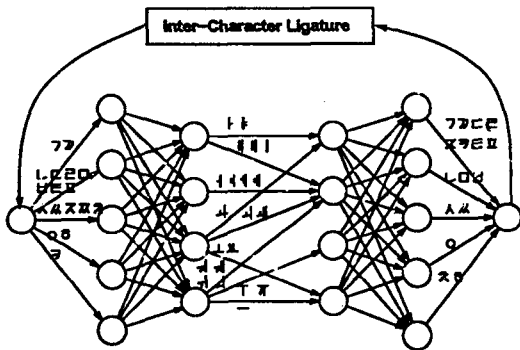


그림 5: 순환 구조의 붓네트

순환 구조로의 확장과 음절간의 연결획 모델 도입으로, 여러 글자를 인식하는 문제가 하나의 일관된 문제로 변환되고, 분할과 인식이 상호 보완적으로 이루어짐으로써 우수한 문자 분할 성능을 얻는다. 특히 쉽게 분할하기 어려운 각 음절간에 겹쳐진 경우나 음절 내에서의 자소간의 거리가 음절 간의 거리보다 멀리 떨어진 경우에 대하여도 정확한 분할 결과를 얻을 수 있다 (그림 6).

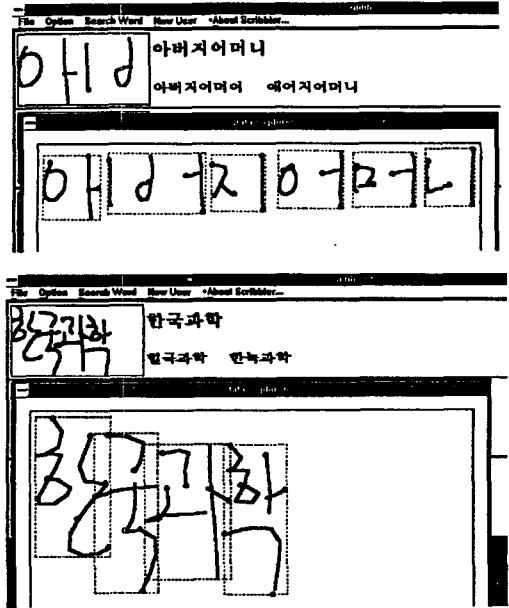


그림 6: 연속 필기 입력 분리의 예

## 5. 실험 및 결과

실험은 Sun-Sparc Station II에서 수행하였으며, 인식 프로그램은 C++ 언어를 사용하여 구현하였다. 실험에 사용한 필기 데이터는 모두 WACOM SD-510C 디지털타이저로 얻은 것으로 41명 분의 필기를 모델 학습에 사용하였다. 필기에 가한 제한 조건은 전혀 없으며, 특정 인식 방법과 무관하게 얻은 것이다. 물론 본 논문에서 제안한 인식기의 모델 학습에는 자소 필기순, 즉 초성, 중성, 종성의 순서에 맞는 필기를 고르는 필터링 과정을 적용하였으나 인식 성능 테스트에는 원래 필기를 그대로 사용하였다.

표 1: 붓네트/확장된 붓네트 비교실험 정인식률 (%)

	붓네트	확장된 붓네트
KAIST 글씨	89.6	95.5
고등학교 글씨	90.6	93.6
중앙대 글씨	89.5	93.9

붓네트와 확장된 붓네트의 성능 비교 실험 결과는 표 1과 같다. 'KAIST 글씨'는 8명이 국민 교육 현장을 필기한 데이터이고, '고등학교 글씨'는 8명이 단편 소설의 일부를 필기한 데이터이다. 또한 '중앙대 글씨'는 중앙대학교에서 수집한 8명이 한글 갖기 빈도수 조사에서 제시된 상위 422자를 필기한 데이터이다. 실험 결과를 살펴보면 붓네트에 비하여 전체적으로 43.0%의 오류를 감소시켰고, 21.4%의 속도 향상을 보였다. 그림 7은 KAIST 글씨에 대한 각 데이터 화일별 인식률 비교

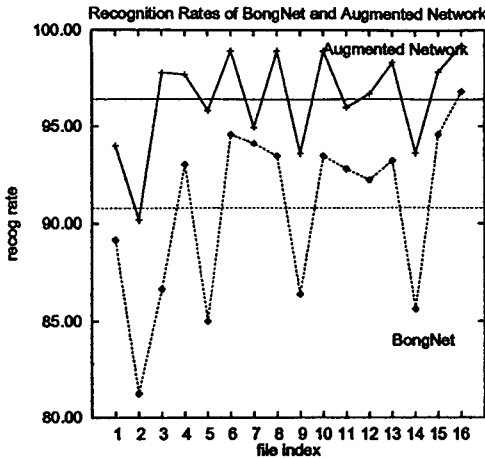


그림 7: KAIST 글씨에 대한 화일별 정인식률 (%)

이다. 각 화일에 대하여 고르게 인식률이 향상되었음을 볼 수 있다.

## 6. 결론 및 향후 연구 과제

본 논문에서는 온라인 흘림체 한글 필기를 인식하기 위한 봉네트의 약점 보완 및 인식 성능 향상과, 연속 필기 입력의 처리를 위한 확장 방법을 설명하였다. 인식 성능 향상을 위한 확장 방법은 여러가지 인식기를 병합한 개념으로 생각할 수 있으며, 통계적 방법의 약점을 구조적 방법으로 보완함으로써 좀더 개선된 인식기를 구성하게 되었다. 또한 봉네트의 구조를 순환 구조로 확장함으로써 여러 자의 글씨를 효율적으로 모델링하고, 문자 분할과 인식을 동시에 수행할 수 있었다.

자유로운 한글 필기 인식을 위하여 앞으로도 아래와 같은 방향으로의 연구가 필요하다.

- 일반적인 은닉 마르코프 모델에는 입력 정보간의 독립성을 가정하며, 상태 지속(state duration) 정보가 별도로 반영되지 않는다. 그러나, 이전의 필기 정보는 분별력을 높이기 위한 특징이 될 수 있으므로, 상태 정보를 반영하는 모델링(duration modeling)이 필요하다.
- 앞에서 언급한 바와 같이 최우 추정법은 각 모델을 독립적으로 최적 추정한다. 그러므로, 인식기 성능을 좌우하는 모델간의 분별력이 부족하다. 이를 모델링차원에서 극복하기 위해서는 MMIE 훈련방법(Maximize Mutual Information Estimation)이나 분별 학습방법(Discriminative Training)등의 도입이 필요하다.
- 확장된 봉네트에서는 방향 코드라는 단순한 특징의 한계성을 극복하기 위하여 각 모델별로 별개의 성질을 추출하여 사용하였다. 그러나 이를 좀더 일반화하여 다른 입력 특징을 추출하여 방향 코드와 함께 인식기 입력으로 사용하는 방법의 고안이 필요하다. 예를 들어 위치 정보의 반영등을 생각할 수 있다.
- 문자 인식기의 성능은 언어 모델에 의하여 크게 향상될 수 있다. 그러나, 한글은 어절단위의 사용에 있어서 어미변화가

극심하므로 적절한 크기의 단어사전을 구성할 수 없다는 취약점이 있다. 이를 해결하기 위한 좋은 언어 모델링 방법의 고안이 필요하다.

## 감사의 글

본 연구는 현대전자, 한국컴퓨터, 삼보컴퓨터, 포스데이타, 대우통신, 삼성전자로 구성된 노트패드 컨소시엄과 한국과학기술원 인공지능 연구센터를 통한 한국과학재단의 연구비 지원을 받았음을 밝힙니다.

## 참고 문헌

- [신봉기 92] 신 봉기, 김 진형, "통계적 방법에 의한 온라인 한글 필기 인식," 제4회 한글 및 한국어 정보처리 학술발표 논문집, pp. 533-542, 1992. 10.
- [신봉기 93] 신 봉기, 김 진형, "봉네트 - 그 후 일 년," 제5회 한글 및 한국어 정보처리 학술발표 논문집, pp. 503-518, 1993. 10.
- [이재준 93] 이재준, "은닉 마르코프 모델을 이용한 한/영 혼용 필기의 온라인 인식," 한국과학기술원 석사학위 논문, 1993. 12.
- [Bahl 83] Lalit R. Bahl, Frederick Jelinek, Robert L. Mercer, "A Maximum Likelihood Approach to Continuous Speech Recognition," *IEEE Tr on PAMI*, pp 179-190, May. 1983.
- [Baum 70] L. E. Baum et al., "A maximization technique occurring in the statistical analysis of probabilistic functions of Markov chains," *Ann. Math. Stat.*, v.41, n.1, pp.164-171, 1970.
- [Broc 88] E. R. Brocklehurst, P. D. Kenward, "Preprocessing for Cursive Script Recognition," *NPL Report DITC 132/88*, Nov. 1988.
- [Brown 87] P. F. Brown, "Acoustic-Modeling Problem in Automatic Speech Recognition," *Technical Report CMU-CS-87-125, Carnegie Mellon University, Department of Computer Science*, May. 1987.
- [Duda 73] R. O. Duda, P. E. Hart, "Pattern Classification and Scene Analysis," *John Wiley & Sons*, 1973.
- [Ephr 89] Y. Ephraim, A. Dembo, and L. R. Rabiner, "A minimum discrimination information approach for hidden Markov modeling," *IEEE Trans. Inform. The-*

- ory, v.IT-35, n.5, pp.1001-1013, Sep. 1989.
- [Forn 73] G. D. Forney, "The Viterbi Algorithm," *Proc. IEEE*, v.61, pp.268-278, Mar. 1973.
- [Ha 93] J. Y. Ha, S. C. Oh, J. H. Kim, Y. B. Kwon, "Unconstrained Handwritten Word Recognition with Interconnected Hidden Markov Models," *IWFHR-3, Buffalo New York, USA*, pp 455-460, Sep. 1991.
- [Higg 91] Colin A. Higgins, David M. Ford, "A New Segmentation Method for Cursive Script Recognition," *IWFHR-2, France*, pp 241-252, Sep. 1991.
- [Huang 90] X. D. Huang, Y. Ariki, "Hidden Markov Models for Speech Recognition," *Edinburgh University Press*, 1990.
- [Pico 90] Joseph Picone, "Continuous Speech Recognition Using Hidden Markov Models," *IEEE ASSP Magazine*, pp 26-41, Jul. 1990.
- [Rabi 89] L. R. Rabiner, "A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition," *Proc. of the IEEE*, v.77 ,n.2, pp.257-286, 1989.
- [Tapp 90] C. C. Tappert, C. Y. Suen and T. Wakahara, "The State of the Art in On-Line Handwriting Recognition," *IEEE Trans. on PAMI*, v.12, n.8, pp.787-808, Aug. 1990.
- [Ward 88] J. R. Ward and T. Kuklinski, "A Model for Variability Effects in Handprinting with Implications for the Design of Handwriting Character Recognition Systems," *IEEE Trans. Systems, Man, Cybernetics*, v.18, n.3, May/June 1988.